

非线性摩擦失谐叶片排序并行退火算法

赵天宇¹, 袁惠群², 杨文军¹, 张宏远¹

(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 沈阳 110819;

2. 东北大学 理学院, 沈阳 110819)

摘 要: 基于叶片模态实验获得的叶片失谐参数, 基于非线性摩擦阻尼分析提出一种失谐叶盘结构的集中参数模型. 综合模拟退火算法的局部搜索能力和遗传算法的全局搜索能力, 并引入禁忌表作为搜索记忆表, 提出了一种应用模拟退火进化算法附加禁忌表的叶片排序优化方法. 同时结合图形处理器运算设计了基于 compute unified device architecture(CUDA)的并行算法并且分析其算法性能. 研究表明: 基于并行框架寻优可以获得 4.5 倍的加速, 同时按照优化后方案安装, 可以明显降低叶盘系统振动响应幅值与方差.

关 键 词: 非线性摩擦; 叶片排序; 模拟退火算法; 遗传算法; 禁忌表; 图形处理器

中图分类号: V23

文献标志码: A

Mistuned blade arrangement with non-linear friction based on parallel annealing algorithm

ZHAO Tian-yu¹, YUAN Hui-qun²,

YANG Wen-jun¹, ZHANG Hong-yuan¹

(1. School of Mechanical Engineering and Automation,

Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. College of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: Based on mistuned blades parameters obtained by modal experiment, a lumped parameter model of mistuned bladed disk system was established considering the non-linear friction damping. Blade arrangement optimization method using simulated annealing evolutionary algorithm additional tabu list was proposed by combining the local search ability of simulated annealing algorithm and global searching ability of genetic algorithm. At the same time, a parallel algorithm was designed based on the computation unified device architecture (CUDA) in combination with graphic processing unit. The results show that based on parallel framework optimization, the acceleration of 4.5 times can be obtained. Meanwhile bladed disk system vibration response of the largest amplitude and variance can be significantly reduced when using optimized arrangement.

Key words: non-linear friction; blade arrangement; simulated annealing algorithm; genetic algorithm; tabu list; graphic processing unit

发动机主要由叶盘系统构成, 其通常被定义为圆周循环对称结构, 而在制造及使用过程中会

产生误差与质量不均等影响因素, 导致真实的各个叶片在质量、刚度等结构参数方面会有一定差

收稿日期: 2014-07-30

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(51335003); 国家自然科学基金(51275081); 辽宁省科技创新重大专项课题(201303004); 沈阳市科技计划高新技术产业发展与科技攻关计划项目(F13-01-21-00)

作者简介: 赵天宇(1989-), 男, 辽宁鞍山人, 博士生, 主要研究方向为转子动力学.

异,该情况下的叶盘系统定义为失谐叶盘系统^[1].失谐会对发动机叶盘系统的圆周对称性质产生的严重影响,进而会导致叶盘系统产生疲劳断裂.因此,减小失谐造成的局部化问题十分重要^[2-6].近年来智能优化算法应用广泛,针对失谐而做的叶片排布是典型的组合优化问题.文献[7]考虑利用主动失谐来降低叶盘对随机失谐的敏感性,选用遗传算法对两种主动失谐叶片进行了优化排列.文献[8]用启发式算法从静力学配平的角度对叶片排布进行了优化.文献[9]讨论了水平方向和扭转方向的耦合刚度对振动局部化的影响,并应用遗传算法结合梯度搜索对子结构的振幅进行优化.文献[10-13]以减轻振动局部化为目的用智能算法对叶片排布进行了优化.而发动机叶片通常受到较大激励作用,因此会由于疲劳而产生断裂的情况,由此应用引入阻尼的方式防止断裂故障的产生.上述文献均未考虑叶片阻尼与图形处理器(GPU)并行计算^[14-15].由于不受到温度等因素的限制,因此文献[16-17]采用摩擦的方式引入阻尼非常有效,并且在减振方面得到了广泛的应用.本文将主要讨论考虑失谐叶片轮盘系统附加缘板阻尼器时的叶片排布优化方法及规律,此时的叶片的排列组合是典型的组合优化问题中的二次分配问题,解的空间大、计算量大,要求寻优算法兼顾时间复杂度、收敛速度、优化精度及跳出局部最优能力.采用常用的遗传算法、模拟退火算法^[18-19]等解决此类问题效率不佳,对此,本文提出了一种应用模拟退火进化算法附加禁忌表的方法,效果理想.同时,利用 CUDA^[20]的多线程并行机制对算法进行改造创新,突破 CPU 的串行机制计算瓶颈,从而提高解的质量以及求解运算速度.

1 微动滑移摩擦阻尼模型研究

缘板摩擦阻尼块如图 1 所示.缘板摩擦阻尼块随着叶盘系统旋转,靠由此产生的离心力来提供叶片与阻尼块之间的正压力,进而产生干摩擦来工作.阻尼块利用摩擦效应在叶片振动时传递载荷,通过接触面之间的滑动产生干摩擦,消耗叶片的振动能量,减少叶片上的振动应力,由此提高叶盘系统的使用寿命.

微动滑移摩擦模型如图 2 所示,即使用一个矩形板压在刚性面上来模拟非线性微动滑移摩擦阻尼器(下文简称阻尼器).此时假设板为薄板,即外界给予的压力等于接触面上的压力.载荷 q 沿法向分布,作用于矩形板表面上,阻尼器位移 u 连

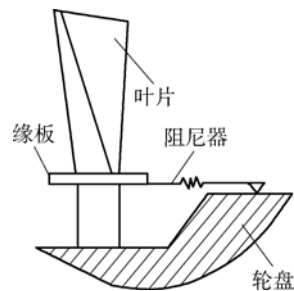


图 1 缘板摩擦阻尼块示意图

Fig. 1 Diagram of platform friction damper

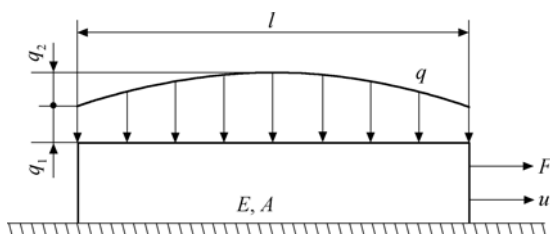


图 2 微动滑移摩擦模型

Fig. 2 Micro slip friction model

同叶片与阻尼器端部的相互作用力 F 均位于模型右端,另外, E , A , l , μ 分别为薄板的弹性模量、横截面积、长度以及接触面摩擦因数, x 为阻尼器位移方向变量.同时,需要根据对称分布来简化正压力,其具体形式为

$$q(x) = q_1 + 4q_2(xl - x^2)/l^2 \quad (1)$$

图 3 和图 4 分别为阻尼器右端的作用力从最大值逐渐变化时刻的摩擦力方向示意图,两图中区

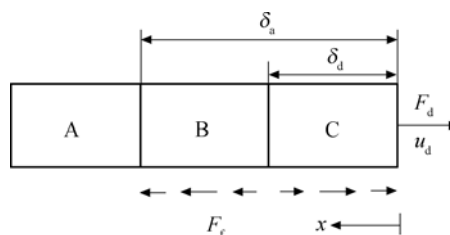


图 3 作用力从最大值减小时摩擦力示意图

Fig. 3 Diagram of friction force when applied force reduces from maximum

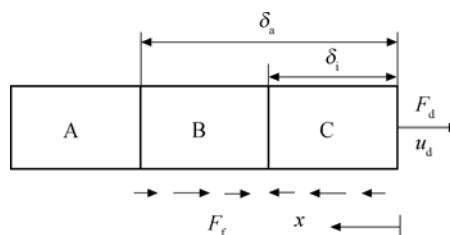


图 4 作用力从最小值增大时摩擦力示意图

Fig. 4 Diagram of friction force when applied force increases from minimum

域 A 均处于零应变、黏滞、无滑移状态,不存在摩擦力,在作用力最值作用下微动滑移区域的长度定义为 δ_a . 在图 3 中区域 C 由于作用力的减少导致其沿着图中方向滑移,此时区域 C 的摩擦力 F_i 方向沿坐标轴负方向. 同时,区域 B 维持上一时刻的正应变状态,其摩擦力方向没有改变,仍然沿着正方向, δ_d 为作用力减小时压缩区的长度. 图 4

中区域 C 由于作用力沿图中方向增加,导致其被拉伸,此时区域摩擦力的方向沿坐标轴正方向. 区域 B 保持上一时刻状态,即负应变,其摩擦力方向不会改变,沿坐标轴负方向, δ_i 为作用力 F 变大过程中的拉伸区域长度.

当阻尼器作用力从最大值或最小值开始变化时,右端的作用力 F_d 及位移 u_d 的表达式分别为

$$\begin{cases} F_d = -\mu N = -\mu \int_0^{\delta_d} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] dx + \mu \int_{\delta_d}^{\delta_a} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] dx \\ u_d = -\frac{\mu}{EA} \int_0^{\delta_d} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] x dx + \frac{\mu}{EA} \int_{\delta_d}^{\delta_a} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] x dx \\ F_i = -\mu N = \mu \int_0^{\delta_i} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] dx - \mu \int_{\delta_i}^{\delta_a} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] dx \\ u_i = \frac{\mu}{EA} \int_0^{\delta_i} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] x dx - \frac{\mu}{EA} \int_{\delta_i}^{\delta_a} \left[q_1 + \frac{4(xl - x^2)}{l^2} q_2 \right] x dx \end{cases} \quad (2)$$

当 $\delta_d = \delta_a$ 或 $\delta_i = \delta_a$ 时,阻尼器与叶片相互作用力和振动位移达到最值,由此假设最大作用力与位移分别为 $F_{\max}$ 和 $u_{\max}$, 则

$$\begin{cases} F_{\max}(\delta_a) = \mu q_1 \delta_a + \frac{2\mu q_2}{3l^2} (3l\delta_a^2 - 2\delta_a^3) \\ u_{\max}(\delta_a) = \frac{\mu \delta_a^2}{EA} \left[\frac{q_1}{2} + q_2 \left(\frac{4\delta_a}{3l} - \frac{\delta_a^2}{l^2} \right) \right] \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} c_e(\delta_a) = \frac{2EA \left[q_1^2 l^4 + \left(4\delta_a l^3 - \frac{14}{5} \delta_a^2 l^2 \right) q_1 q_2 + \left(\frac{8}{7} \delta_a^4 - 4\delta_a^3 l + \frac{16}{5} \delta_a^2 l^2 \right) q_2^2 \right]}{3\pi \omega \delta_a \left[\frac{q_1 l^2}{2} + q_2 \left(\frac{4\delta_a l}{3} - \delta_a^2 \right) \right]^2} \\ k_e(\delta_a) = \sqrt{\left(\frac{F_{\max}}{u_{\max}} \right)^2 - (\omega c_e)^2} \end{cases} \quad (4)$$

2 叶盘系统动力学分析

基于上述等效刚度与等效阻尼,将其作用于如图 5 所示的叶盘系统集中参数模型. 图中单扇区叶片、叶根及轮盘等效质量分别定义为 m_i^1 , m_i^2 和 m_i^3 ; 单扇区轮盘、榫槽、叶片及阻尼器的等效刚度分别定义为 k_{di} , k_{bdi} , k_{li} 和 k_{ci} ; 单扇区叶片与阻

尼器的等效阻尼分别定义为 c_{li} 和 c_{ci} ; 单扇区激振力定义为 F_i ; 各个子扇区之间的耦合刚度定义为 k_i .

令扇区数 $n=38$, 即 $i=1, 2, \dots, 38$, 叶盘系统的动力学方程为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{F} \quad (5)$$

设式(5)的解为

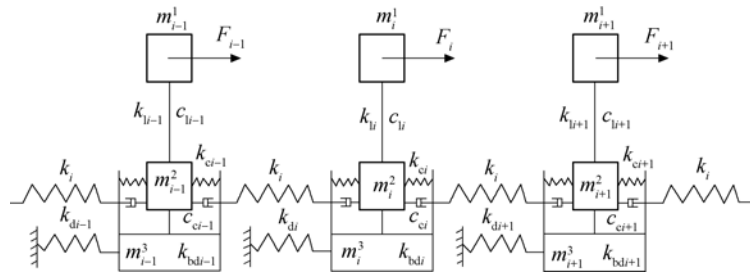


图 5 引入非线性摩擦阻尼时叶盘系统集中参数模型

Fig. 5 Lumped parameter model of bladed disk system with non-linear friction damper

$$\mathbf{X} = [X_1 e^{i\omega t}, Z_1 e^{i\omega t}, Y_1 e^{i\omega t}, \dots, X_{38} e^{i\omega t}, Z_{38} e^{i\omega t}, Y_{38} e^{i\omega t}]^T \quad (6)$$

激振力为

$$F_i = P_i e^{i(\omega t + \theta_i)} \quad (7)$$

其中相角 $\theta_i = 2\pi s(i-1)/n$, s 为激振力阶次, 此处取值为 6. 考虑复刚度为 $k_{lfi} = k_{li} + i\omega c_{li}$, $k_{cfi} = k_{ci} + i\omega c_{ci}$, 将式(6), 式(7)分别代入式(5), 则

$$(-\omega^2 \mathbf{M} + \mathbf{K}_f) \mathbf{X} = \mathbf{P} \quad (8)$$

式中

$$\mathbf{K}_f = \mathbf{K} + i\omega \mathbf{C}$$

$$\mathbf{X} = [X_1, Z_1, Y_1, \dots, X_{38}, Z_{38}, Y_{38}]^T$$

$$\mathbf{P} = [P_1, 0, 0, P_2, 0, 0, \dots, P_{38}, 0, 0]^T$$

所以

$$\mathbf{X} = (-\omega^2 \mathbf{M} + \mathbf{K}_f)^{-1} \mathbf{P} \quad (9)$$

因为 k_{ci} 和 c_{ci} 的表达式中含有 δ_{ai} , 因此 $\mathbf{K}_f$ 的表达式中含有 δ_{ai} , 由此可以得到 $\mathbf{X}$ 是滑移长度 δ_{ai} 与激振频率 ω 的函数关系表达式. 根据上述对于阻尼器的分析可以得到, 滑移长度 δ_a 是阻尼器位移 $u_{\max}(\delta_a)$ 的函数. 实际情况中, 叶根单扇区集中质量 m_i^2 处的振幅 Z_i 等于阻尼器位移 $u_{\max}(\delta_{ai})$, 据此使用迭代的方法可以得到各扇区阻尼器的极限滑移长度, 利用 δ_{ai} 便可以求解对应位置的振动响应.

3 排布优化模型的建立与分析

3.1 禁忌退火进化算法设计

当考虑非线性摩擦阻尼时模型复杂度有所提升, 计算量大幅增大, 每次计算适应度函数的时间变长, 这就要求在寻优算法的设计上要注重尽量降低寻优算法的时间复杂度与收敛速度, 同时兼顾跳出局部最优解的能力. 对失谐叶片安装的排序是典型的二次分配问题, 二次分配问题是经典的组合优化问题, 无法寻找求解的多项式时间算法. 且问题规模 $n > 20$ 时很难求得最优解, 为求解二次分配的应用问题, 目前多采用启发式算法求解: 如模拟退火算法、遗传算法等. 但模拟退火算法在进行全局搜索时往往存在精度与效率上的缺陷, 相对应地, 遗传算法在进行局部搜索时会有一定的不足且易早熟. 本文结合两者的优点构建禁忌退火进化算法, 通过遗传算法的变异算子与选择算子不断改善解群体, 在解群体空间进行并行搜索以快速收敛到全局最优解, 在解的选择中沿用模拟退火算法的 Metropolis 过程, 可避免陷入局部最优解, 易于向全局极小值快速收敛.

引入禁忌搜索中的禁忌表作为算法短期记忆存储, 防止算法循环搜索. 由于模拟退火算法的退火的概率回溯特性, 可以一定程度避免循环, 但是因为没有记录之前访问过解的集合的储存记忆功能, 因此会造成循环搜索, 即在模拟退火的过程中会有已经求解过的重复解出现, 这种情况的出现会导致其解的更新改变非常迟缓.

禁忌退火进化算法中的设置项分别如下:

1) 编码. 叶片排布按照顺时针方向顺序排布编码, 以轴方向为起始点, 记为位置 1, 然后依次排列之后的叶片编号, 构成一个排布向量.

2) 交叉算子. 个体更新自己主要通过与个体极值和群体极值交叉来实现, 交叉方法主要基于整数交叉法. 首先选取任意两个位置, 然后将其与个体极值或群体极值进行交叉操作.

3) 变异算子. 实现变异方法主要采用个体内部两随机位互换的方式, 先随机选择两个位置, 然后将这两个叶片的位置互换.

4) 禁忌表. 因交叉算子与变异算子仅仅是通过染色体移动实现, 所以出现重复染色体的机率很大. 为了避免反复访问退火过程中已经求解过的解, 需要实现短期记忆功能, 以此引入禁忌表, 由此可以使得搜索速度得到相应程度的改善. 在此取其长度为 25×2 的数组, 25 行为记忆表的容量, 2 列的第 1 列为排布方案, 第 2 列为该排列方案下的适应度值.

5) 并行机制. 因运算中的矩阵维度较大 (114×114), 且元素皆为浮点型, 逻辑运算少, 多为大规模并行元素的重复计算, 更适合 GPU 运算处理. 因此选用基于 NVIDIA CUDA 的 GPU 计算引擎 Jacket Engine 优化主体运算部分, 可极大提高计算效率.

优化搜索过程如图 6 所示.

1) 初始化进化代数、种群初值、初始温度以及变异概率等算法基本参数.

2) 求解初始群体的适应度.

3) 个体交叉、变异操作.

4) 根据模拟退火状态函数更新个体.

5) 个体模拟退火读取比较操作. 基于 Metropolis 准则来判断是否接受新解遍历禁忌表, 如果有重复或者比禁忌表中的最小适应度值大的情况则返回步骤 4), 否则继续执行.

6) 判断模拟退火算法抽样是否稳定, 不稳定则返回步骤 4); 稳定则在将当前解写入禁忌表后往下执行降温操作.

7) 个体复制操作,由择优选择模型保留最佳种群。

8) 判断是否满足结束条件,满足结束条件则输出当前的个体,作为最优,结束算法;不满足结束条件则转到步骤2)。

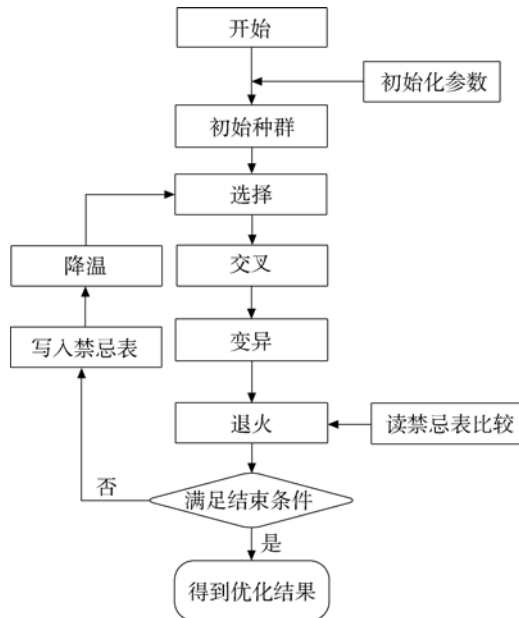


图6 禁忌退火进化算法优化叶片排列顺序流程图
Fig. 6 Flowchart of blade arrangement optimized by tabu annealing evolution algorithm

3.2 优化目标与适应度函数

为兼顾降低总体振幅与振动局部化程度,首先粗略计算并绘制单个叶片的幅频曲线,参照其在激振频率范围内取 N 个幅值变化明显的关键点,计算每个点叶片振幅均值与该点振动局部化因子的乘积的值并累加,设计适应度函数如下:

$$f = \sum_{i=1}^N \text{mean } \mathbf{X} \cdot \gamma \quad (10)$$

式中 $\mathbf{X}$ 为各叶片振幅构成的一维向量,各叶片振幅平均值为 $\text{mean } \mathbf{X}$, γ 为叶片振动局部化因子。这样定义适应度函数兼顾了系统的总体振幅与振动局部化程度。取其最小值的叶片排布顺序为最优排布方案。

图7为分别用模拟退火算法、遗传算法和禁忌退火进化算法对叶片排布方案进行寻优的适应度值变化曲线图,从中可以看出,3种方法开始寻优时的适应度值比较接近,当使用模拟退火算法时所得到的最优解较差,收敛速度也较慢;而使用遗传算法时算法收敛速度稍好,但是在110次迭代之后陷入局部最优解,发生“早熟”现象;使用禁

忌退火进化算法时由于使用禁忌表有效避免了重复查找,仅65次迭代之后算法就收敛于一个较优解,能够满足应用条件,且在3种算法优化后得到的最终解中最为理想。可见禁忌退火进化算法从效率和精度上都较常用其他两种算法得到了显著提高。

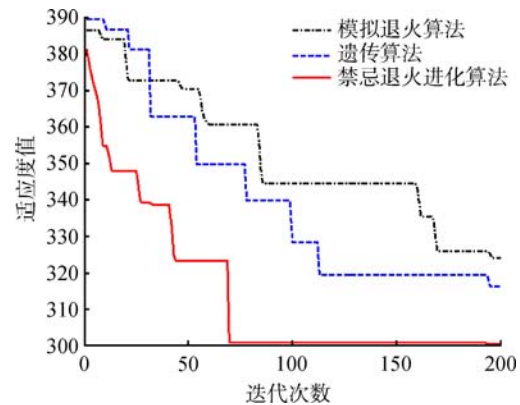


图7 寻优过程对比
Fig. 7 Contrast of searching procedure

4 基于CUDA并行算法设计

由于引入了缘板摩擦阻尼块,考虑了其对叶盘系统振动情况的影响,因此应用的优化算法对叶盘系统集中参数模型进行优化时的适应度函数的计算时间成倍提高。即使使用计算效率较高的算法优化的循环步长也超过了120 s,而CUDA的多线程并行机制打破了传统CPU串行机制的计算瓶颈,为群智能算法同时计算更多的种群提供了可能,提出了一种新的组合优化问题的求解思路。由此可以判断本文采用的禁忌退火进化算法进行CUDA框架下的多种群并行计算时将大大地提高解的质量以及求解运算速度,突破CPU的串行机制计算瓶颈。

4.1 并行禁忌退火进化算法设计

因非线性摩擦阻尼时模型计算量很大,要求在寻优算法设计时尽量降低寻优算法的时间效率与避免早熟兼顾。模拟退火算法对于局部搜索有天然优势,并且马尔科夫链在退火算法恒温过程中无后效性,因此模拟退火算法非常适合并行性改造。据此本文设计了基于CUDA的并行禁忌退火进化算法(CPAEA)。

首先由随机产生规模为 N 的初始解,并计算这些初始解的适应度值,然后多个CUDA块并行运算,在解的取值范围内,分别为每个初始解产生

一个新解,再次计算适应度值.而后各自按照 Metropolis 准则判断是否可以接受新解,如接受则用新解代替初始解成为当前解,否则仍然保持当前解不变作为下次求解时初始解.重复上述过程直到当前温度下的所有种群抽样稳定达到马尔科夫链长度以后,再次使用交叉变异算子对各个种群的最优解进行交叉变异操作,取适应度值最高的前 N 个解作为降温后下次循环的初始解,将适应度值最好的最优解保存在全局内存中的禁忌表中,重复上述操作中第 2 次循环开始,若当前循环的最优解优于全局内存中的禁忌表内的全局最差解则将其替换,若禁忌表尚未填满则将此的最优解追加在禁忌表的最后位置.

但是不同于将一个粒子(grid)对应一个线程(thread)进行计算,而是在同一线程块(block)内的线程构成一个种群并且因为共享内存的访问速度极快,从而提高了算法效率,模拟退火的恒温过程要经过一个马尔科夫链长度的循环,如果一个线程对应一个初始解的进化全程,则无法使这个线程的循环运算并行化,只能串行运行,严重影响算法效率.因此本文选择使用一个线程块对应一个初始解的寻优,这个初始解对应的马尔科夫链的循环计算是完全可以并行的,可以调度线程块内的多个线程同时并行计算.同时将大量频繁读写的临时结果储存在访问速度较快的共享内存中,可以消除访问速度的瓶颈,从而更好发挥 GPU 运算优势.每个线程内的流程图如图 8 所示,另外,CPAEA 总体的框架图如图 9 所示.

CPAEA 基本步骤描述如下:

1) 初始化变量:取初始温度 T_0 ,令当前温度 $T = T_0$,确定每个时刻的迭代次数,即马尔科夫链长度 L ,任取 N 个初始解 $S_k (k=1,2,\dots,N)$ 作为 N 个子群的运算起始点.传统的模拟退火算法根据解决问题的规模来确定 L ,如果解决问题规模不大则选取 L 较小,而 CPAEA 因 L 的规模确定线程块的数量,而线程块的数量在较低端的 Compute Capability 1.0 的 GPU 上,每个 grid 也可以允许 65535×65535 个内存块并行运算,完全不会成为瓶颈,对于小规模的问题也可以选择较大的 L ,从而提高计算精度.

2) 对当前温度 T 时的各个线程块同时并行执行步骤 3) 和步骤 4)。

3) 扰动产生一个新解 S' ,根据目标函数计算出当前解 S_k 与新解 S' 所对应的适应度值做差同

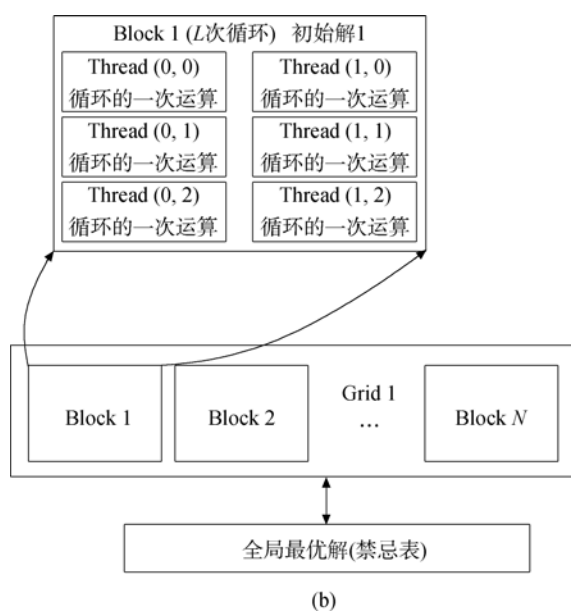
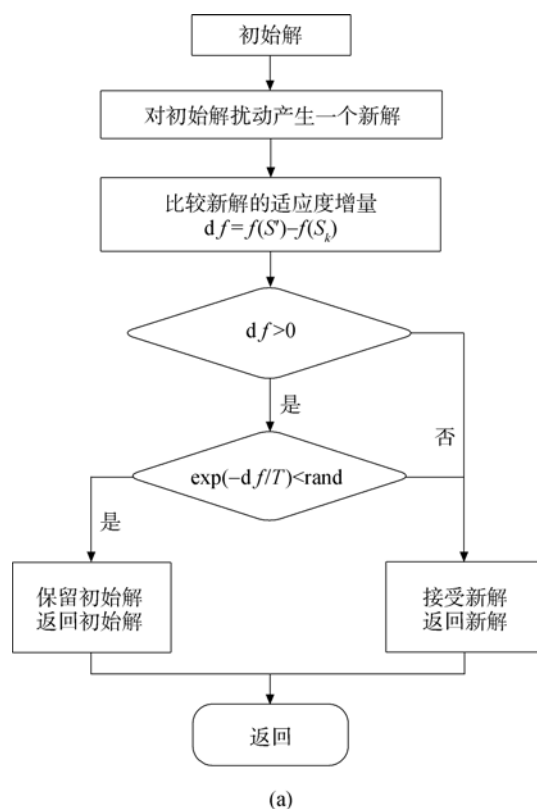


图 8 CPAEA 单个线程流程图

Fig. 8 CPAEA flowchart in one thread

时计算增量 $df = f(S') - f(S_k)$. 对于离散问题求解可采用交叉算子与变异算子扰动产生新解.

4) 如果增量 $df < 0$, 则新解 S' 代替当前解 S_k 作为当前解, 新解所对应的适应度值 $f(S')$ 作为新的当前适应度值; 反之如果 $df > 0$ 则需要按照 Metropolis 准则以一定的概率来接受恶化解, 由此避免陷于局部最优解. Metropolis 准则公式

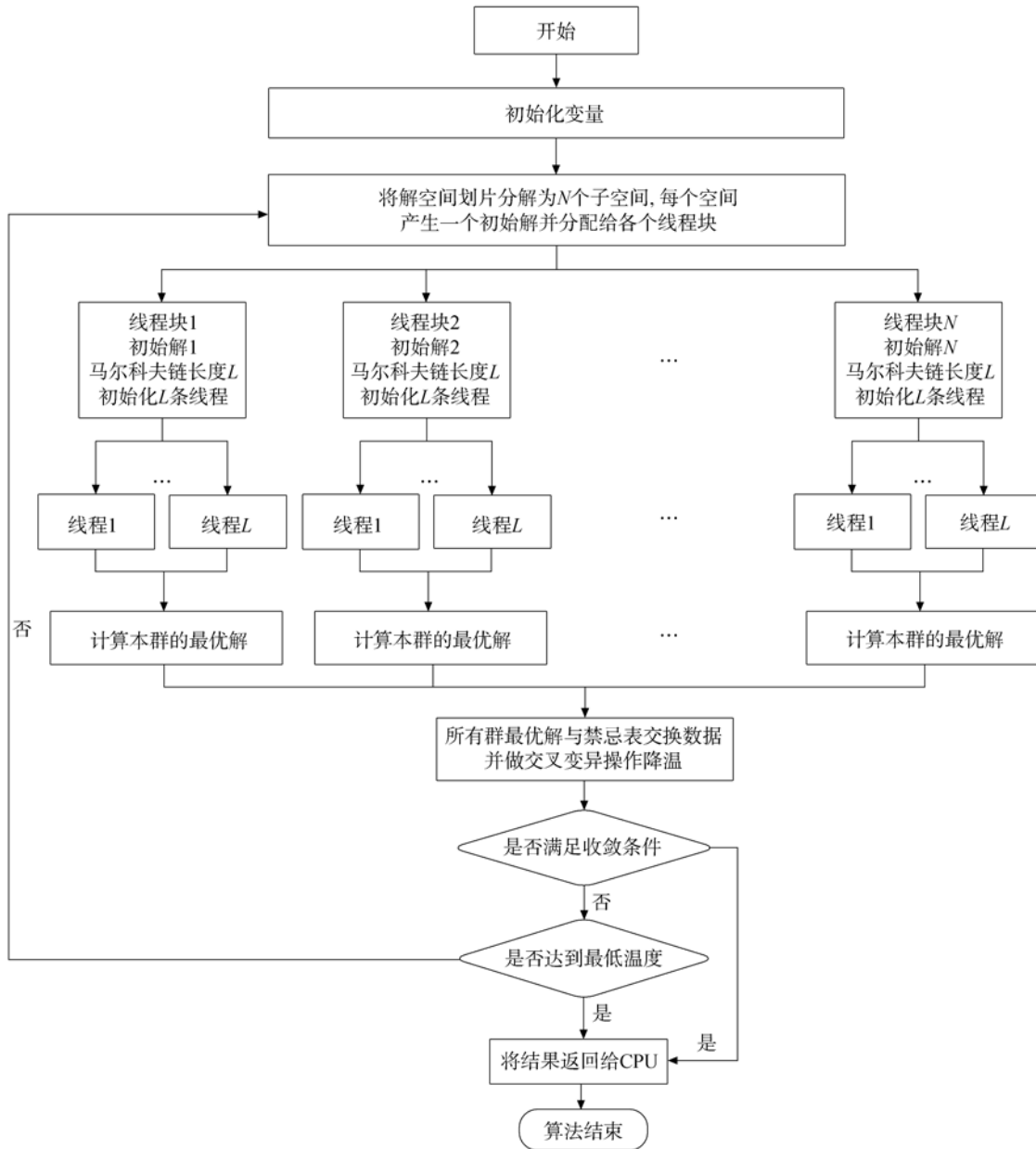


图9 基于CUDA架构的CPAEA流程图

Fig. 9 Flow chart of CPAEA based on the CUDA structure

$$r = \begin{cases} 1 & df < 0 \\ \exp\left[-\frac{df}{T}\right] & df > 0 \end{cases} \quad (11)$$

可解读为新解的接受率 $r = \exp(-df/T)$, 若得到的 $r > \text{rand}$ 则接受 S' 作为当前新解, 反之若 $r < \text{rand}$ 则拒绝新解仍然保留当前解为 S_k . 在这里 rand 为一个经 CUDA 框架生成的介于 $[0, 1)$ 之间的随机数.

5) 所有的子群与全局内存做数据交换, 并与全局最优解做简单交叉运算, 更新禁忌表中全局最优解链表.

6) 逐渐降低温度控制系数 ζ , 如果 ζ 仍然大于 0, 转至步骤 2) 继续运行.

4.2 算法离散解空间性能分析

大部分的组合优化问题为离散解空间问题. 对于 CPAEA 解决离散解空间问题能力的仿真验证通常通过经典的旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 进行仿真计算. TSP 主要是考虑寻找单一旅行者从起点开始, 通过所有给定的要求点, 之后再回到最初点的整个过程路径的最小成本. TSP 是由 Dantzig 等人提出, 该问题是最著名的数图论问题之一, 其问题描述为: “已知一个包含 n 个点完整距离信息的完全图, 任意两点间均需要考虑长度, 求经过每个顶点一次的总长度最短封闭回路”. TSP 的数学描述及算法数

学模型如下:

$$b = \{b_1, b_2, \dots, b_n\} \quad (12)$$

假设 b 是有 n 个城市的集合, d_{ij} 的欧式距离是 $d = \{d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)\}$, $G = (b, d)$ 是一个有向图, TSP 的目标就是从有向图 G 中寻找长度最短的 Hamilton 回路。

到目前为止, TSP 还没有有效的算法可以解决. TSP 仅存在目前已知最优路线, 不存在绝对最优解. 本文从 TSP Lib 获取实验数据. 由 TSP Lib 中选取 3 个不同规模的经典 TSP 数学模型: Eil51 模型、St70 模型、Ch130 模型, 模型分别求解 30 次进行验证. 其中标准模拟退火算法使用的是基于传统 CPU 串行方式编程方式。

Eil51 问题的城市分布方式如图 10(a), 随机产生路线如图 10(b), 使用模拟退火算法计算 30 次获得的最佳路线绘制于图 10(c), 使用 CPAEA 计算 30 次获得的最佳路线绘制于图 10(d). 图中横、纵坐标都为无量纲, 图上点号为城市编号(下

文同). 为了对比两种算法性能, 仅设置了温度下限这一个循环退出条件, 设置相同的温度参数以保证两种算法的循环次数相同, 因此两种算法收敛后都有较长的一个水平线. 首先随机产生一组解决方案如图 10(b), 其总路程为 1566.0766. 标准遗传算法计算 30 次获得最优解总路程为 451.4131, 而使用本文 CPAEA 算法计算 30 次获得最优解总路程为 429.9833. 从解的质量上 CPAEA 明显占优. 两者优化过程收敛曲线如图 11 所示. 图 11(a) 为模拟退火算法收敛曲线, 图 11(b) 为 CPAEA 收敛曲线. 易见 CPAEA 收敛迅速, 仅用 235 次迭代就收敛于较为理想的解, 求解精度较高, 而模拟退火算法的收敛曲线明显多处停顿于局部最优解, 求解中间过程多处出现水平线。

取更大规模问题 St70 模型、Ch130 模型分别进行求解, 设置与 Eil51 模型相同, 如图 12、图 13 所示. 可以得到结论: CPAEA 收敛迅速、求解精度较高、无早熟现象。

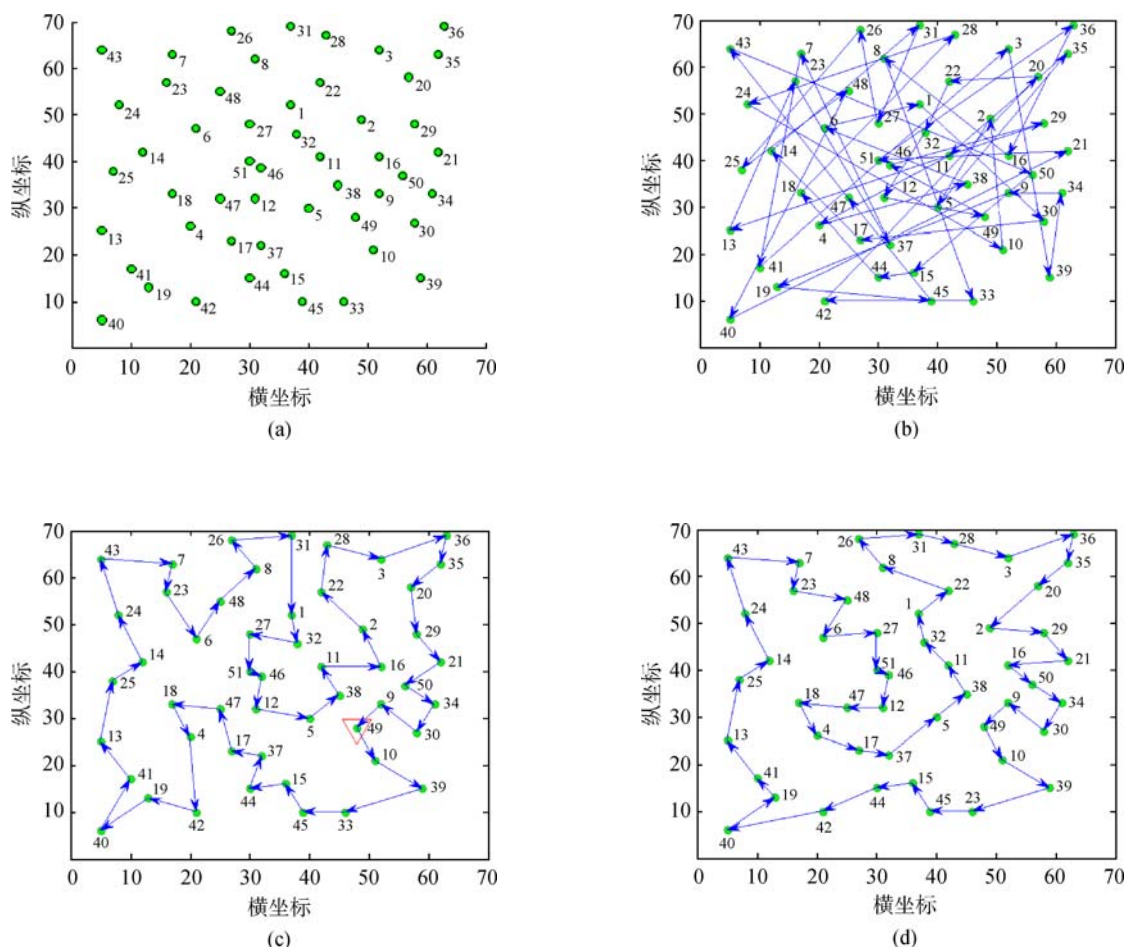


图 10 求解 TSP Eil51 对比

Fig. 10 Contrast of solving TSP Eil51

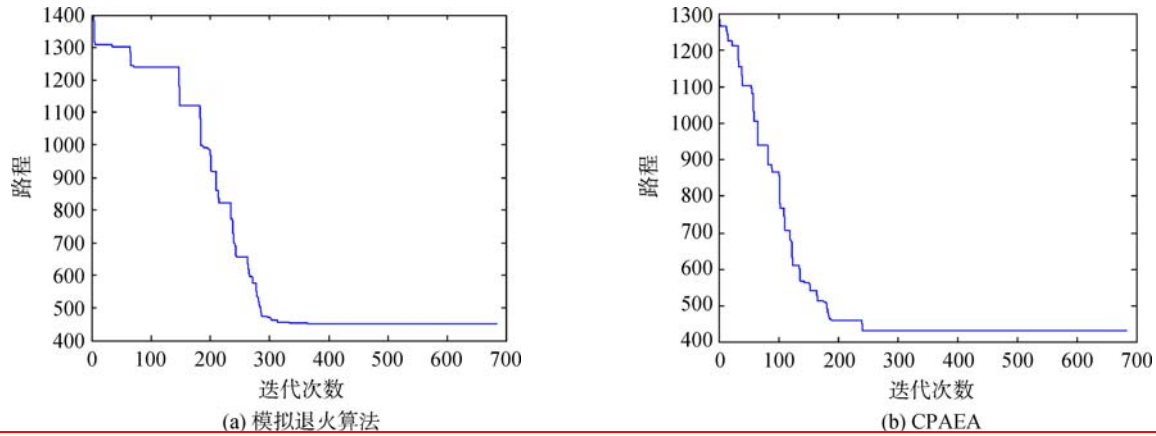


图 11 优化收敛曲线对比

Fig. 11 Contrast of optimization convergence curve

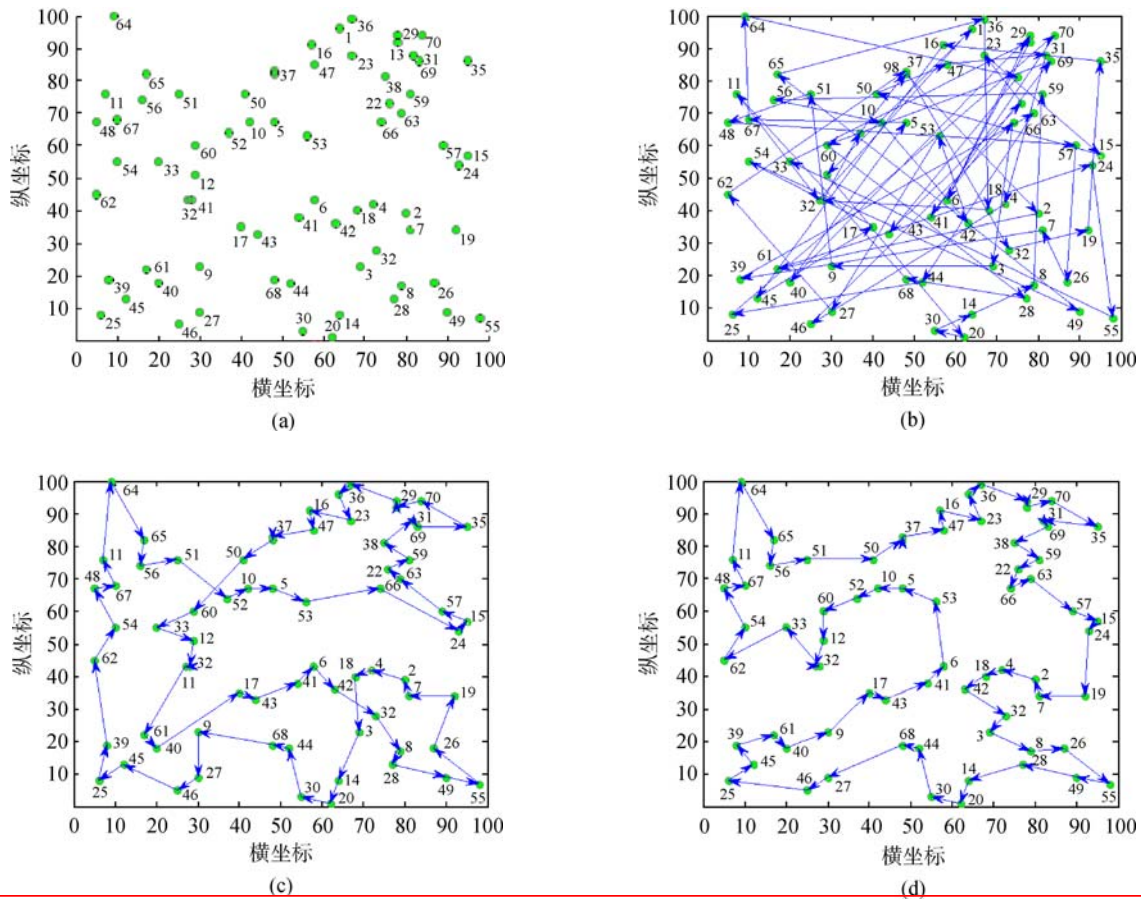


图 12 求解 TSP St70 对比

Fig. 12 Contrast of solving TSP St70

由表 1 可见随着问题规模的增大,CPAEA 的优势更明显,对于 Ch130 问题模拟退火算法已经无法得到较优解,即使是最优解 8535.4918 甚至还不如 CPAEA 算法的最差解,明显出现早熟现象.从标准差上可以看出模拟退火算法对 3 个问题寻优的 30 个解波动皆大于 CPAEA,在解的稳定性上也是 CPAEA 占优.表 2 记录了两种算法分别单纯使用 CPU 串行循环计算与使用 GPU

并行计算的时间效率对比,从表中数据可以看出 GPU 并行计算的时间效率较高,并且随着问题规模的增大加速比也随之增大,在城市数达到 130 个的时候甚至获得了 12 倍的加速比,由此可见 GPU 寻优在解决大规模高纬度问题上优势更加明显.对于求解时间有较高要求的应用场合 GPU 寻优算法提供了一种低成本、高精度、高效率的计算手段.

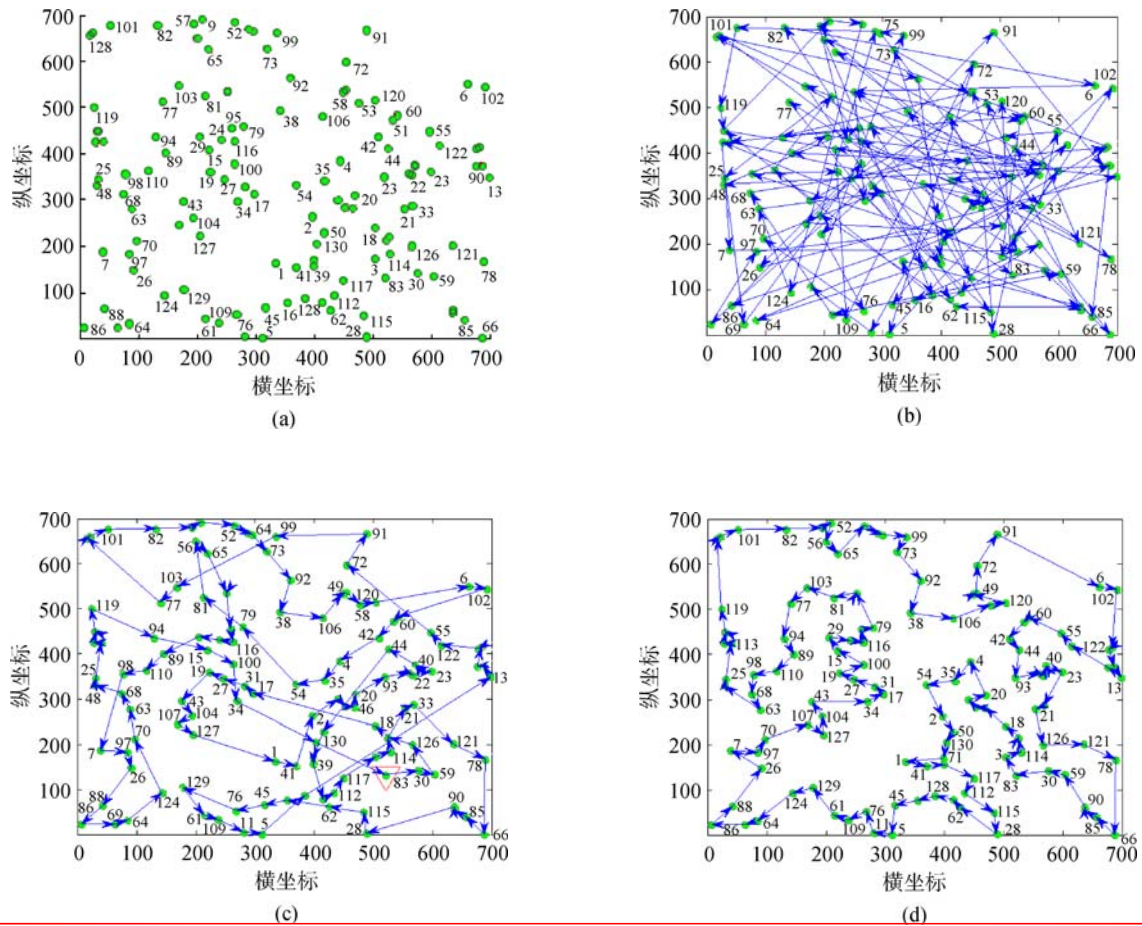


图13 求解 TSP Ch130 对比

Fig. 13 Contrast of solving TSP Ch130

表1 对4种典型TSP的30次独立实验结果

Table 1 30 independent experiments for 4 typical TSP

求解问题	算法	路程			
		最优解	平均最优解	标准差	最差解
Eil51	模拟退火算法	451.4131	476.1571	13.7173	505.4767
	CPAEA	429.9833	448.8947	8.7078	462.0087
St70	模拟退火算法	741.8586	820.5817	65.7088	907.6151
	CPAEA	685.6673	738.5235	59.1379	848.6938
Ch130	模拟退火算法	8535.4918	9367.3631	603.3870	11067.5038
	CPAEA	6233.5621	7493.8905	482.7096	8518.6986

表2 使用CPU与GPU寻优时间效率对比

Table 2 Contrast of optimization time efficiency by using CPU, GPU

求解问题	CPU 寻优时间/s	GPU 寻优时间/s	加速比
Eil51	11.7642	1.3736	8.5645
St70	16.0587	1.5176	10.5816
Ch130	26.9874	2.1562	12.5162

5 优化结果分析

分别取刚度失谐量标准差为 1%,5%产生两个随机样本,定义为失谐Ⅰ,失谐Ⅱ.将所有计算结果统计于表 3 中,方差反映了按照优化结果顺序安装的叶盘系统的各个叶片的最大振幅的波动情况,平均值则可体现出系统的整体振动情况.幅值谱图可以观察在一个频率段内的叶片振动情

况.可以得出以下结论:通过 CPAEA 可以得到叶片最优排序,按此排布安装叶片可以很大程度上降低和减弱叶盘系统的整体振动和振动局部化现象,不需要人工打磨即可直接使用.

同样使用两种算法同样循环 600 次,以循环次数为唯一循环退出条件,将所得到的 CPAEA 的求解时间与 CPU 的求解时间相对比,如表 4 所示.

表 3 不同叶片排布方式叶盘系统振动特性比较
Table 3 Contrast of vibration characteristic of blade disk system under different blade arrangements

样本	叶片振幅	叶片排布			
		顺序排列	随机排列	优化排列	谐波系统
失谐Ⅰ	平均值	47.3627	46.9338	45.9033	45.7344
	方差	165.6697	160.0796	60.4325	76.0922
	最大值	81.8515	79.3592	62.4444	55.7577
失谐Ⅱ	平均值	45.6175	45.7987	45.7381	
	方差	350.6177	330.5540	254.8494	
	最大值	119.5597	103.2010	93.9116	

表 4 不同算法叶盘系统振动时长比较
Table 4 Comparison of vibration time of blade disk system with different algorithms

时间	禁忌退火进化算法(CPU)	CPAEA(GPU)	加速比
单步均计算时间/s	230.0442	51.0169	4.5092
计算总体耗时/h	38.3417	8.5028	

从表 4 可以看出,基于 GPU 并行计算的 CPAEA 对于叶片排序问题的求解时间效率明显优于基于传统 CPU 串行计算方式的 TAEA,可以获得 4.5 倍的加速.仅用 8h 即可计算完成,事实上 CPAEA 在循环 300 次左右即可获得可以满足应用需求的排布方案.

本文构建了考虑非线性摩擦阻尼时叶盘系统集中参数模型,分析了失谐叶盘系统中叶片的安装排布顺序对于整体结构振动特性的影响,提出基于 CUDA 并行计算禁忌退火进化算法对叶片安装排序进行优化的方法.研究表明:适当的叶片排布顺序可以有效降低叶盘系统受迫振动幅值及局部化程度,同时也证明本文所采用的方法具有在大型搜索空间中可快速收敛、局部搜索能力强、排序结果优等优点,并且应用多线程并行计算可以提高计算效率.研究成果对于降低和减轻失谐叶盘系统振动和局部化现象提供可行的方法,具有指导作用.本文基于多线程算法对叶片排布问

题具有一定的通用性与应用价值.

参考文献:

[1] Vargiu P, Firrone C M, Zucca S, et al. A reduced order model based on sector mistuning for the dynamic analysis of mistuned bladed disks[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2011, 53(8): 639-646.

[2] 王建军, 李其汉, 朱梓根. 失谐叶片-轮盘结构系统振动局部化问题的研究进展[J]. 力学进展, 2000, 30(4): 517-528.

WANG Jianjun, LI Qihan, ZHU Zigen. Vibratory localization of mistuned bladed disk assemblies a review[J]. Advances in Mechanics, 2000, 30(4): 517-528. (in Chinese)

[3] 廖海涛, 王建军, 李其汉. 随机失谐叶盘结构失谐特性分析[J]. 航空动力学报, 2010, 25(1): 160-168.

LIAO Haitao, WANG Jianjun, LI Qihan. Mistuning characteristics analysis of mistuned bladed disk assemblies[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(1): 160-168. (in Chinese)

[4] 白斌, 白广忱, 童晓晨, 等. 整体叶盘结构失谐振动的国内

- 外研究状况[J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 91-103.
- BAI Bin, BAI Guangchen, TONG Xiaochen, et al. Research on vibration problem of integral mistuned bladed disk assemblies at home and abroad[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(1): 91-103. (in Chinese)
- [5] 王红建. 复杂耦合失谐叶片—轮盘系统振动局部化问题研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
- WANG Hongjian. Investigation of the vibration localization problem of the mistuned bladed disk with complicated coupling[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)
- [6] Petrov E P, Haftka R T. Optimization of mistuned bladed discs using gradient-based response surface approximations[R]. AIAA-2000-1522, 2000.
- [7] Choi B K. Pattern optimization of intentional blade mistuning for the reduction of the forced response using genetic algorithm[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2003, 17(7): 966-977.
- [8] Choi W, Storer R H. Heuristic algorithms for a turbine-blade-balancing problem[J]. Computers and Operations Research, 2004, 31(8): 1245-1258.
- [9] Bendiksen O O. Localization phenomena in structural dynamics[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2000, 11(10): 1621-1660.
- [10] Scarselli G, Lecce L, Castorini E. Mistuning effects evaluation on turbomachine dynamic behaviour using genetic algorithms[J]. International Journal of Acoustics and Vibration, 2011, 16(4): 191-196.
- [11] 袁惠群, 张亮. 基于蚁群算法的航空发动机失谐叶片减振排布优化分析[J]. 振动与冲击, 2012, 31(11): 169-172.
- YUAN Huiqun, ZHANG Liang. Optimization of mistuning blades arrangement for vibration absorption in an aero-engine based on artificial ant colony algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(11): 169-172. (in Chinese)
- [12] 袁惠群, 杨少明. 基于蚁群算法和模态局部化参数的失谐叶盘减振研究[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2010, 31(11): 1611-1614.
- YUAN Huiqun, YANG Shaoming. Vibration reduction of mistuned blade disc by ant colony algorithm and modal localization parameter[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2010, 31(11): 1611-1614. (in Chinese)
- [13] 袁惠群, 张亮. 航空发动机转子失谐叶片减振安装优化分析[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(5): 647-651.
- YUAN Huiqun, ZHANG Liang. Optimization analysis on mistuning blades of vibration absorption in aero-engine[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2011, 31(5): 647-651. (in Chinese)
- [14] 鞠鹏飞, 宁方飞. GPU平台上的叶轮机械CFD加速计算[J]. 航空动力学报, 2014, 29(5): 1154-1162.
- JU Pengfei, NING Fangfei. Accelerated CFD computing of turbomachinery on GPU platform[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(5): 1154-1162. (in Chinese)
- [15] 白洪涛. 基于GPU的高性能并行算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010.
- BAI Hongtao. Research on high performance parallel algorithms based on GPU[D]. Changchun: Jilin University, 2010. (in Chinese)
- [16] 王红建, 贺尔铭, 余仕侠. 具有干摩擦散乱失谐的叶盘受迫响应特性[J]. 航空动力学报, 2006, 21(4): 711-715.
- WANG Hongjian, HE Erming, YU Shixia. Forced response characteristics of bladed disks with disordered dry friction[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(4): 711-715. (in Chinese)
- [17] 徐自力, 常东锋, 上官博. 微滑移离散模型及在干摩擦阻尼叶片振动分析中的应用[J]. 机械科学与技术, 2007, 26(10): 1304-1307.
- XU Zili, CHANG Dongfeng, SHANGGUAN Bo. One bar-microslip discrete model and its application to vibration analysis of blade with dry friction damper[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2007, 26(10): 1304-1307. (in Chinese)
- [18] 辛振铭. 一种改进的模拟退火算法在TSP问题中的研究与应用[D]. 长春: 东北师范大学, 2010.
- XIN Zhenming. The improved simulated annealing algorithm research and application based on TSP[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2010. (in Chinese)
- [19] Kirkpatrick S. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [20] Czapinski M. An effective parallel multistart tabu search for quadratic assignment problem on CUDA platform[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2013, 73(11): 1461-1468.

(编辑: 陈越)